

DETEKSI JUMLAH KENDARAAN DENGAN ALGORITMA GAUSSIAN MIXTURE MODEL DI AREA JALAN RAYA

Iklillurofi Akbar Nafiudin¹, Rahmat Tofik Hidayat², Ajeng Mustika Putri³, Ahfas Reza Maulana⁴

^{1,2,3,4} Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Yogyakarta

¹iklillurofi.na@students.ac.id, ²rahmat.1272@students.amikom.ac.id,

³ajeng.pu@students.ac.id, ⁴ahfas.20@students.amikom.ac.id

ABSTRACT

Road safety monitoring systems are developing at this time. The transportation sector is the object of research that continues to be developed and is always an interesting topic. Not only for security purposes and for statistical purposes for the road widening process that supports road user infrastructure, the detection system is also useful for sales marketing statistics. In this research, propose a vehicle detection system that is useful for widening roads in a certain area or area so that it can reduce traffic congestion and accident rates. The proposed Gaussian Mixture Model method has several weaknesses, such as errors in background substitution with vehicles and failing to distribute the background with vehicle shadows. However, using morphological operations can overcome these problems. The results show a fairly good level of accuracy from the proposed method. It is only less effective when using video objects with poor lighting or at night because in the blob analysis process the detected vehicle objects do not match the actual object. But if the traffic flow is smooth and unidirectional, the proposed method is still acceptable.

Keywords: *Vehicle monitoring system, Gauss Mixture Model, Morphological operation and blob analysis*

I. PENDAHULUAN

Kebutuhan sistem pemantauan diberbagai bidang saat ini sangat dibutuhkan. Sistem pemantauan ini bertujuan untuk produktifitas maupun keamanan suatu sector. Penerapan sistem pemantauan biasanya didasarkan pada kebutuhan pengawasan. Sistem pemantauan berdasarkan deteksi objek berupa gambar atau video. Sistem pemantauan yang kami terapkan pada makalah ini berdasarkan kebutuhan pendeteksian kendaraan. Sistem deteksi kendaraan diperlukan sebagai sistem cerdas dalam pengawasan udara untuk mengatasi kondisi lalu lintas yang padat [14][15]. Pendeteksian kendaraan menggunakann metode *monocular vision* memberikan hasil yang akurat dalam deteksi gambar dinamis atau video. Tetapi tidak memiliki *classifier* yang kuat. Sistem deteksi gambar atau video memerlukan data set dalam jumlah yang tidak sedikit sehingga untuk proses klasifikasinya agar efisien perlu memilih *classifier* yang tidak memakan *resource* memori yang berlebihan. Pada [14] metode yang digunakan tidak memerlukan jumlah data yang besar, sehingga tidak memakan banyak *resource* memori tetapi metode ini belum dapat mengklasifikasi jika

terdapat beberapa factor wilayah yang tidak mendukung yang mengakibatkan algoritma mengalami pergeseran segmentasi warna. Menggunakann metode [14] mampu beradaptasi dengan beberapa varian *pose* bentuk kendaraan diberbagai cuaca, sehingga hasilnya tidak dipengaruhi oleh factor morfologi. Tetapi dalam penggunaannya justu metode ini kurang akurat jika diperlukan untuk keperluan keamanan, perhitungan dan sejenisnya. Pendeteksian menggunakann sensor magnet *Anisotropic Magnetoresistive Sensor* (AMR) dapat memberikan hasil yang akurat, proses instalasinya mudah sehingga beberapa penelitian dan survey kendaraan banyak yang menggunakann metode ini [17]. Metode tersebut juga dapat digunakan pada gambar dinamis, namun pada penggunaannya, pendeteksian ini harus dilakukan penyebaran skala besar untuk mendapatkan sampel objeknya, sehingga memerlukan penyimpanan yang besar dan biaya yang cukup mahal untuk pemasangan kamera video. Metode klasifikasi bayesian sebenarnya mudah diaplikasikan untuk pengambilan keputusan [16]. Namun karena pada teori bayesian sendiri terdapat asumsi *independence* yang mana satu probabilitas saja belum cukup untuk

membuktikan atau mengukur seberapa tingkat akuratnya. Berdasarkan beberapa kajian diatas, dalam tulisan ini kami mengambil studi kasus deteksi penggolongan kendaraan berbasis pemrosesan citra dengan menggunakan objek gambar statis. Manfaat yang dapat diambil untuk kepentingan statistik pengguna kendaraan, perlunya pelebaran jalan, dan sebagainya. Karena dengan bertambahnya jumlah kendaraan akan berimbas pula terhadap kualitas jalan yang semakin padat. Dalam situasi ini, objek gambar statis (tidak bergerak) dapat mengalami kekeliruan menginterpretasikan sebagai background.

Untuk itu kami menerapkan metode *Gaussian Mixture Model (GMM)* yang digunakan sebagai pemodelan warna *background* dari tiap piksel yang memiliki peran penting terhadap restorasi gambar [8]. Dalam GMM model gambar yang terbentuk dibagi menjadi 2 bagian, yaitu model *background* dan model *non background*. Semakin banyak jumlah model gambar yang dipakai, semakin banyak juga *background* yang dimiliki oleh suatu piksel. GMM memiliki kerangka kerja yang efisien [1], data set dikelompokkan mejadi beberapa *patch* [8]. Hasil klasifikasi dengan menggunakan metode gaussian mixture model (GMM) terbilang cukup tinggi [3], namun membutuhkan waktu komputasi yang lambat karena proses menyimpan inversi matriks yang cukup banyak [8]. Hasil klasifikasi dengan menggunakan metode gaussian mixture model (GMM) terbilang cukup tinggi [3], namun membutuhkan waktu komputasi yang lambat karena proses menyimpan inversi matriks yang cukup banyak [8]. Menggunakan algoritma GMM juga masih belum dikatakan sempurna karena masih terdapat noise pada daerah sekitar objek.

II. KAJIAN LITERATUR DAN PEGEMBANGAN HIPOTESIS

Kebutuhan manajemen penggolongan kendaraan dewasa ini menjadi salah satu sector yang sering untuk di teliti. Baik untuk kebutuhan studi karena terdapat beberapa metode yang lalu dan kurang efektif. Mengingat jumlah kendaraan yang terus meningkat, sehingga metode yang digunakan pada sistem cerdas deteksi kendaraan dapat mengatasi masalah efektifitas pendeteksian dari beberapa metode lama. Berbagai penelitian telah dilakukan untuk mendeteksi kendaraan secara otomatis di jalan raya. Penggolongan kendaraan umumnya berdasarkan jenis dan dikenali melalui atau menggunakan metode klasifikasi. Secara umum, algoritma yang dibangun memiliki beberapa tahap

yakni *background subtraction*, *filtering* umumnya berdasarkan bentuk dan ukuran, *segmentasi warna*, dan *ekstraksi fitur*. Untuk tahapan *background subtraction* dan segmentasi warna biasanya untuk mendeteksi keberadaan objek atau blob objek kendaraan. Kemudian citra hasil subtraction disegmentasi untuk mendapatkan gambar berupa kendaraan saja. Umumnya kesalahan proses segmentasi menghasilkan kesulitan atau bahkan gagal dalam mengenali pixel kendaraan sebagai background [15]. Proses filtering berdasarkan ukuran menggunakan hasil jumlah pixel yang didapatkan pada blob kendaraan, dan yang kurang dari batas yang telah ditentukan tidak dapat dianggap sebagai kendaraan lalu blob yang dianggap sebagai kendaraan dapat selanjutnya dideteksi jenis kendaraannya menggunakan metode klasifikasi [14].

Citra

Citra (*Image*) merupakan kumpulan elemen gambar (*picture element = pixel*) yang secara keseluruhan merekam suatu adegan (scene) melalui visual (*kamera*). Citra intensitas ialah citra yang tiap pixel merekam intensitas cahaya yang dipantulkan dari setiap titik di objek, misalnya citra biner, *graylevel*, berwarna, dan banyak-alur (*multi-channel*). Untuk kebutuhan pengolahan dengan komputer, citra disajikan dalam bentuk diskrit yang disebut citra digital. Citra digital dapat disajikan oleh matriks f yang berukuran $M \times N$ [18]. Dengan bentuk :

$$f = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{M1} & f_{M2} & \dots & f_{Mn} \end{bmatrix}$$

Gaussian Mixture model (GMM)

Merupakan algoritma yang populer dalam mengurangi kesalahan menginterpretasikan latar belakang atau *background* [2]. Tetapi karena sering melakukan *update* parameter per pixel dan frame waktu komputasi dalam GMM menjadi suatu kendala. Pada penelitian ini GMM digunakan untuk memodelkan warna dari tiap piksel. Setiap piksel memiliki GMMnya sendiri. Hasil dari distribusi piksel tersebut dikelompokkan berdasarkan distribusi yang telah dianggap paling efektif sebagai model *background*. Model distribusi GMM tersebut merupakan hasil adaptasi yang terjadi terhadap perubahan parameter *weight*, *standar deviation* dan *Means*. Semakin besar nilai standar deviasi tiap piksel maka semakin lebar distribusi sistem perangkat lunak

Gaussian sehingga semakin kuat pula proses penghalusan pada citra [2].

Obyek filtering (substrasi background)

Seperti yang telah diketahui *Gaussian Mixture Model* (GMM) memiliki komponen fungsi *Gaussian* yang terdiri dari *weight* yang berbeda untuk nantinya menghasilkan *multi-model density*[7]. Pada proses ini objek berupa data video di filterisasi menggunakan *Gaussian Mixture Model* untuk membedakan bagian distribusi *background* dan distribusi *foreground*. Pada penelitian ini, proses untuk mengenali *foreground* bertujuan untuk membandingkan objek frame video ke dalam model *background*. Jadi untuk menentukan piksel manakah yang termasuk ke dalam distribusi *background* atau *foreground*. Setiap piksel memiliki model GMM-nya sendiri sehingga data yang diolah adalah warna piksel yang diperoleh dari input model GMM. Semakin banyak jumlah model GMM yang didapat maka semakin besar pula model *background* yang dimiliki oleh suatu piksel. Pada tahap pencocokan distribusi suatu piksel dapat dikatakan cocok atau masuk dalam suatu model distribusi jika nilai pikselnya 2,5 dalam jarak standar deviasi sebuah distribusi.

$$\mu_k - 2.5 * \sigma_k < \chi_t + 2.5 * \sigma_k \quad (1)$$

Dimana χ_t merupakan vector dari warna piksel (R,G,B) [11] t sebagai waktu, μ_k sebagai vector nilai *mean* (R,G,B) dan σ_k sebagai *standar deviasi* dari *Gaussian* ke k [12]. Jika piksel tidak ada yang cocok dengan semua distribusi yang ada piksel tersebut dianggap sebagai distribusi *foreground*. Lalu dibuatkan model yang paling mencerminkan model *background* untuk menggantikannya. Model distribusi baru memiliki nilai *mean* sesuai dengan nilai piksel, *varians* yang tinggi dan nilai *weight* yang terkecil. Pada tahap *update* parameter dilakukan ketika suatu piksel cocok terhadap nilai parameter GMM. Ilia yang di *update* merupakan nilai *weight*, *mean* dan *varians*. Untuk meng-*update* nilai *weight* digunakan rumus [13] :

$$\omega_{k,t} = (1 - \alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha (M_{k,t}) \quad (2)$$

$$\mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \quad (3)$$

Dimana,

$$\rho = \alpha \eta(\chi_t | \mu_k, \Sigma_k) \quad (4)$$

$$\eta(\chi | \mu, \Sigma) = \frac{1}{\frac{n-1}{2\pi^2} |\Sigma|^2} e^{-\frac{1}{2}(\chi - \mu)^T \Sigma^{-1}(\chi - \mu)}$$

(5)

Dimana Σ merupakan kovarian matriks, dan $|\Sigma|$ merupakan determinat dari kovarian. Sedangkan T adalah transpose matriks, pangkat -1 adalah invers matriks, e merupakan eksponen dan n adalah ukuran vector χ dimana kovarian didapat dari

$$\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I \quad (6)$$

Dimana I merupakan matriks identitas dan σ adalah *varians* dari *Gaussian* k .

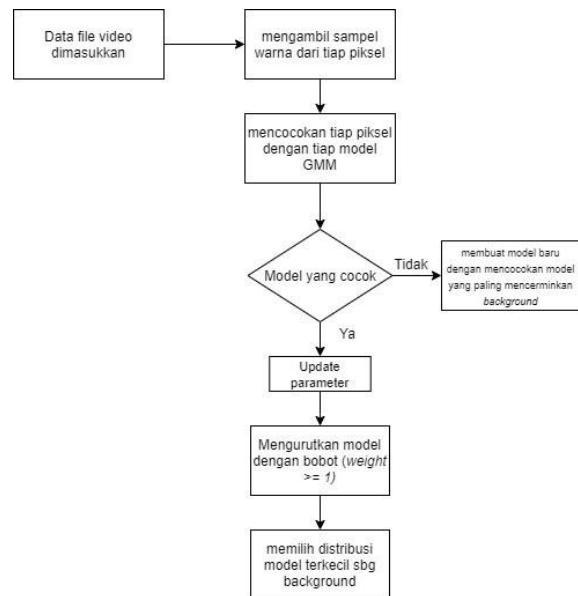
Nilai standar deviasi suatu model distribusi model GMM di *update* dengan menggunakan rumus :

$$\sigma^2 = (1 - \rho)\sigma^2 + \rho(\chi_t - \mu_t)^T((\chi_t - \mu_t) \quad (7)$$

Selanjutnya pada tahap pemilihan *background* diurutkan dengan nilai distribusi terkecil menggunakan rumus [13] :

$$B = \min_{k=l}^b (\sum \omega_k > T) \quad (8)$$

Dimana B sebagai distribusi *background* pertama dan T adalah proposi data terkecil yang dihitung sebagai *background* [13]. Proses diatas ditunjukkan oleh gambar 1.



Gambar 1. Skema alur distribusi background & foreground

Deteksi BLOB

Deteksi blob digunakan untuk mengetahui posisi objek kendaraan sebelum dilakukan perhitungan jumlah objek pada suatu citra dari sebuah video. Batas ambang atau Threshold pada deteksi Blob ini dapat ditentukan dengan

$$BLOB = \min_{area} \leq T \leq \max_{area}$$

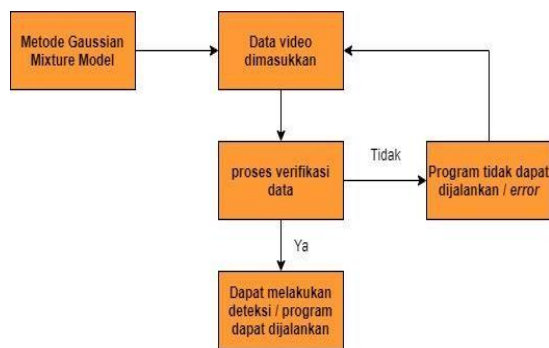
Setiap piksel yang terdeteksi pada blob dianggap sebagai piksel dari *foreground*. Piksel yang memiliki nilai logika 1 akan dianggap sebagai *background*.

Operasi Morfologi

Morfologi dapat dikategorikan dalam fitur ekstraksi karena merupakan teknik pengolahan citra berdasarkan bentuk segmen citra yang diinginkan yang dapat dilakukan pada citra greyscale atau citra biner. Pada operasi morfologi terdapat beberapa filter seperti erosion, dilation, opening, closing yang dilakukan [4]. Operasi morfologi bertujuan untuk mengurangi noise pada distribusi foreground yang terbentuk karena pengaruh pencahayaan pada citra [4]. Hasil operasi morfologi dapat memperhalus distribusi foreground yang dapat memperkecil bentuk dimensi kendaraan sehingga dapat mendekati bentuk sebenarnya dan untuk mengurangi shake atau gerakan kecil yang tidak perlu disegmentasi.

III. METODE PENELITIAN

Proses penelitian dimulai dari *men-input* data berupa video kendaraan, hingga pada proses deteksi kendaraan menggunakan metode Gauss Mixture Model (GMM). *Gaussian Mixture Model(GMM)* merupakan teknik untuk memodelkan tiap warna *background* dari setiap piksel. Untuk mendapatkan hasil yang akurat atau sistem pengolahan deteksi dapat dijalankan. Pada gambar 2 kami sajikan skema pengambilan data berupa video.



Gambar 2. Skema proses input data

Dengan rincian sebagai berikut :

Literature review, pada tahap ini dilakukan studi literature terhadap permasalahan untuk mendapatkan informasi mengenai teori metode *Gaussian*

1. *Mixture Model* (GMM) yang digunakan melalui jurnal atau karya ilmiah yang telah terjamin kebenarannya.
2. Analisis kebutuhan sistem, dari masalah dan tujuan yang telah dianalisis, kami melakukan observasi terhadap objek data (video) yang digunakan. Setelah data diperoleh selanjutnya diolah menggunakan GMM.

3. Proses implementasi

Pada tahap ini dilakukan implementasi program yang telah dibuat dengan menggunakan data berupa video yang telah ter-verifikasi (lolos syarat sebagai objek data dengan menggunakan batasan masalah yang ada). Jika pada tahap ini berhasil atau tidak terjadi kendala, akan dilanjutkan ke tahap kesimpulan dan pembahasan

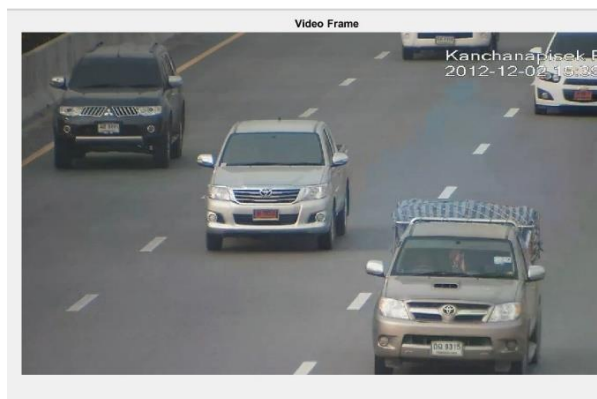
Deteksi Blob

Deteksi blob digunakan untuk mengetahui posisi objek kendaraan sebelum dilakukan proses perhitungan suatu citra dari sebuah objek video. Proses ini dimulai dari background subtraction. Hasil dari subtraksi background berupa keluaran non background atau disebut foreground. Seperti yang diketahui menggunakan metode GMM memiliki komponen Gaussian yang digunakan untuk membedakan bagian distribusi background dan distribusi foreground.

Background subtraction

Merupakan awal dimana objek bergerak tersegmentasi dari background. Detector foreground memerlukan

sejumlah frame video untuk menginisialisasi model GMM. Tiap frame video yang diambil masih berupa citra warna atau memiliki ruang warna RGB (a) dikonversi menjadi citra grey scale atau keabuan. Ditunjukkan oleh gambar 3.



(a)



(b)

Gambar 3. (a) Ruang warna RGB (b) Grey scale pada sample 1

Gambar 3 merupakan hasil uji coba subtraksi menggunakan aplikasi pemrograman matlab. Dari grey scale yang dihasilkan akan dikurangkan dengan frame citra RGB.

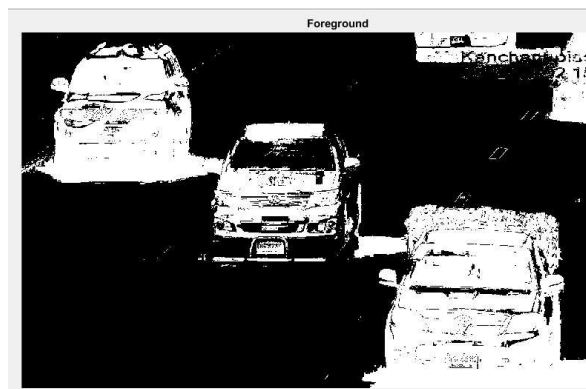
Segmentasi

Proses pemisahan objek yang diinginkan dengan latar belakang (background). Citra hasil subtraksi background kemudian disegmentasi untuk mendapatkan wilayah yang diinginkan berupa kendaraannya saja. Untuk menentukannya dipilih menggunakan penentuan batas ambang atau *thresholding* dengan menggunakan kondisi *if-else*

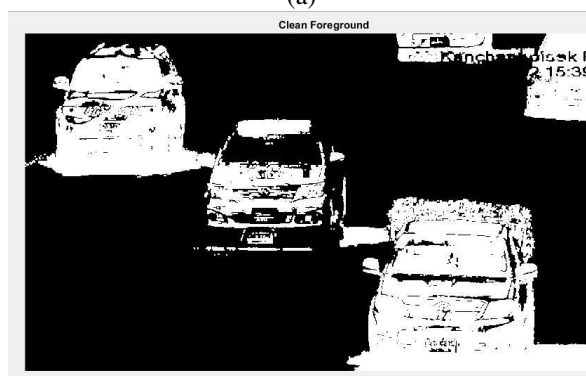
pada program. Setiap piksel yang tergabung pada blob memiliki nilai logika yang sama dan dianggap sebagai *foreground* [9]. Dengan menggunakan rumus :

$$BLOB = Min_{area} \leq T \leq Max_{area}$$

Nilai *threshold* pada tiap piksel ditentukan oleh nilai batas minimal area dan batas maksimal area.



(a)



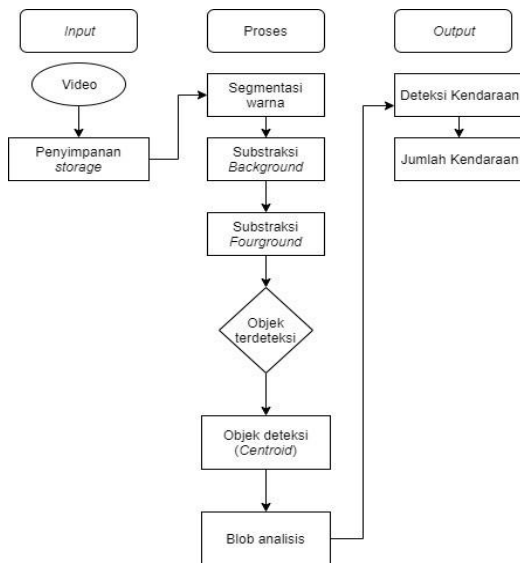
(b)

Gambar 4. (a) Foreground Noise (b) Fore ground Clean pada sample 1

Gambar 4 merupakan hasil dari segmentasi berupa (a) yang masih terdapat noise dan beberapa komponen yang mengganggu menjadi (b) komponen kecil yang dianggap bukan merupakan piksel kendaraan disegmentasi menggunakan nilai *threshold* antara titik piksel citra blob hasil aplikasi dan dengan citra blob

yang telah didefinisikan secara manual. Proses segmentasi akan menghasilkan kesalahan berupa piksel kendaraan yang terdeteksi sebagai *background*. Untuk meminimalisir kesalahan tersebut digunakan operasi morfologi sebagai filter yang digunakan untuk pembandingan dengan memanfaatkan operasi logika *and-or* antara piksel citra dengan piksel elemen (kendaraan). Selanjutnya proses mencari kotak pembatas dari setiap komponen yang sesuai dengan kendaraan yang bergerak berupa *centroid* yang didapat dengan menolak blobs kendaraan yang mengandung kurang dari 150 piksel didapat melalui penyaringan foreground.

Kerangka atau Desain Sistem



Gambar 5. Skema desain sistem

Pada gambar 5 menyajikan proses sistem perancangan yang dibangun mulai dari input data hingga hasil deteksi jumlah kendaraan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pengambilan Data

Untuk mendapatkan hasil yang sesuai atau mendekati benar kami menggunakan objek video CCTV yang memiliki batasan masalah sebagai berikut :

- 1) Data yang diambil berupa video dengan kondisi cuaca yang normal
- 2) Data yang diambil berupa gambar/video merupakan

keadaan jalan raya pada saat pagi- sore hari (memiliki pencahayaan yang baik)

- 3) Data yang diambil berupa video keadaan lalu lintas satu arah
- 4) Data yang diambil berupa video yang jelas (video dalam kondisi baik)

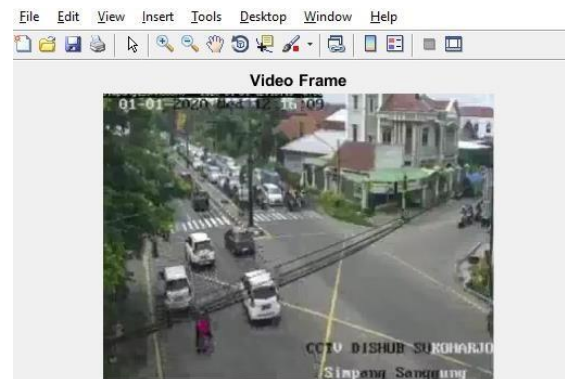


Gambar 6. Video frame objek data sample 1

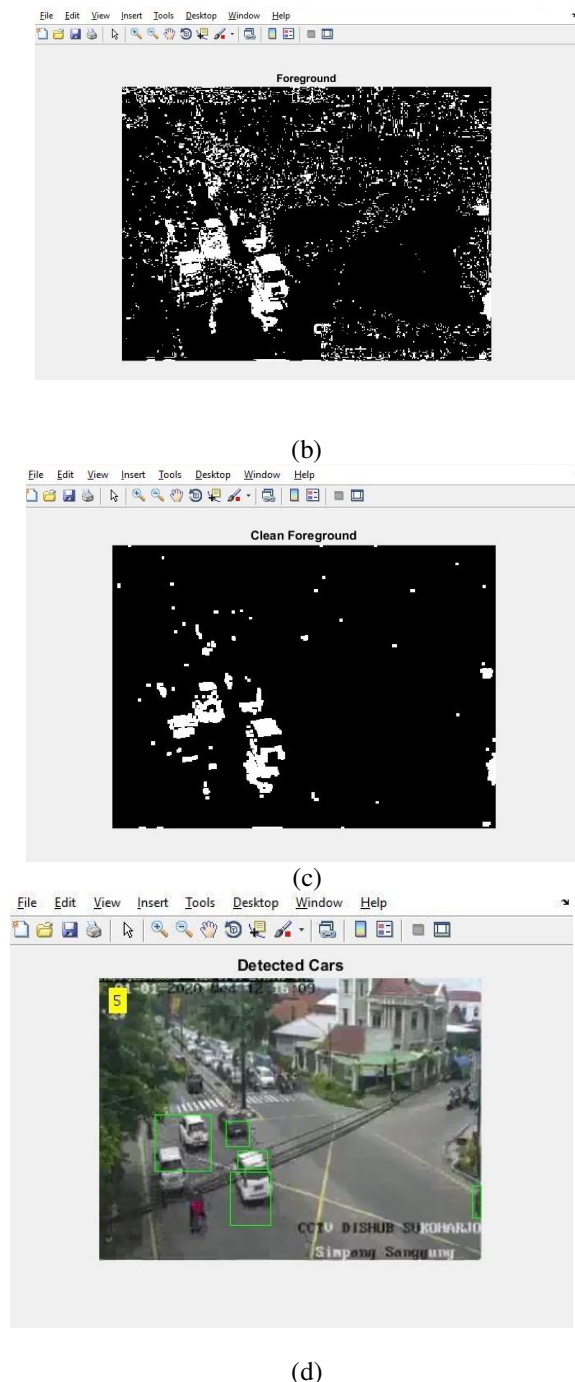
Gambar diatas merupakan data video frame yang diambil dari video CCTV di sebuah jalan raya suatu daerah. Data sample video tersebut diunduh melalui situs *internet*.

4.2 Hasil deteksi Proses deteksi

Hasil deteksi menunjukkan bahwa metode Gaussian Mixture Model (GMM) tidak selalu dapat beradaptasi dengan gangguan yang disebabkan oleh *faktor* bayangan dan dan pencahayaan [5]. Maka dari itu kami mengambil objek data video di waktu siang hari.



(a)



Gambar 7. (a) Video frame atau citra objek data sample 2, (b) Hasil deteksi foreground, (c) Hasil deteksi clean foreground, (d) Hasil deteksi centroid.

Pada gambar 7 Menunjukkan runtutan proses deteksi objek kendaraan menggunakan video CCTV sample 2 dengan katagori arus lalu lintas padat-lancar.

Hasil deteksi kendaraan

Tabel 1. Hasil analisa error dan akurasi

Skenario	Durasi	Kategori	Tingkat Kepadatan		Selisih Data
			Aplikasi	Aktual	
1	02.19	Lancar	238	155	83
2	00.24	Padat	88	50	38
Jumlah			326	205	121
Error rate			59,02%		
Accuracy			40,98%		

Pada *table 1* didapatkan hasil validasi sistem terhadap jumlah kendaraan yang terdeteksi. Pada penelitian ini, kami menggunakan 2 video cctv berdurasi 02.19 dan 00.24 dengan katagori kendaraan ramai lancar dan padat. Hasil menunjukan katagori lancar paling efektif digunakan pada penelitian ini. Hal ini disebabkan, pada saat menggunakan data video dengan katagori padat refleksi bayangan kendaraan akibat kerapatan jarak menjadi kendala saat deteksi *blob* karena bayangan tersebut ikut terdeteksi. Hal ini juga dapat mempengaruhi distribusi *foreground* kendaraan dan mempengaruhi hasil deteksinya pula. Akibatnya centroid kadang juga mendeteksi bayangan tersebut dan menggolongkannya sebagai kendaraan.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil deteksi pengujian yang telah dilakukan metode Gaussian Mixture Model (GMM) rentan akan refleksi bayangan objek selain kendaraan. Dikarenakan objek bayangan tersebut bergerak terus-menerus sehingga mempengaruhi hasil foreground yang didapatkan. Dan itu akan mempengaruhi proses selanjutnya dan berpengaruh juga terhadap hasil. Pengambilan data video juga harus memperhatikan kepadatan dan laju kendaraan. Semakin padat kendaraan semakin sulit algoritma melakukan deteksi objek karena pengaruh kerapatan antar objek, gaya atau pose kendaraan, dan bentuk kendaraan. Tingkat kerapatan kendaraan yang bergerak juga dapat mempengaruhi proses segmentasi dan dimensi kendaraan sehingga akan mempengaruhi proses deteksi *centroid* kendaraan karena bayangan objek yang terbentuk antar kendaraan

akan membentuk suatu distribusi *foreground*.

SARAN

Perlu dilakukan deteksi kendaraan pada pencahayaan yang berbeda (minim cahaya) atau malam hari dan juga perlu melakukan *testing* terhadap data video yang laju kendaraannya bergerak cepat. Algoritma yang dipakai juga belum dapat mendeteksi kendaraan secara spesifik (berdasarkan merk) hal ini disebabkan kurangnya filter ekstraksi yang kami gunakan. Dan terdapat beberapa kendaraan yang jenisnya sama sehingga variabelnya juga sama. Sistem ini perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut sehingga memberikan hasil yang maksimal yang dapat berkontribusi untuk di sektor keamanan transportasi atau sejenisnya. Untuk memaksimalkan kinerja dari pengujian ini, dapat dikembangkan dengan menggunakan metode Fuzzy Logic. Metode ini dapat menangani konsistensi segmentasi objek yang rendah dan pelacakan atau deteksi pada video yang berkualitas rendah. disarankan pula untuk memngembangkan sistem deteksi pada arus lalu lintas yang padat dan dalam keadaan statis juga bagaimana jika faktor cuaca kurang mendukung. Untuk permasalahan keadaan cuaca dapat menggunakan metode Bayesian karena metode tersebut tahan terhadap noise yang disebabkan oleh hujan atau mendung. Pengujian ini juga dapat dikembangkan untuk deteksi kendaraan yang lebih spesifik berdasarkan merk kendaraan yang dapat berguna atau berkontribusi untuk marketing perusahaan transportasi

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Feng, L. Song, X. Huo, X. Yang, W. Zhang, “*Image restoration via efficient gaussian mixture model learning*,” IEEE International Conference on Image Processing, 2013.
- [2] S.-W. Hsu, T. Sheuan Chang, “*A Real Time 1080P 30FPS Gaussian Mixture Modeling Design for Background Subtraction And Object Extraction*”, IEEE International Conference on Consumer Electronics, May. 2014.
- [3] R. Fan, R. Huang, R. Diao, “*Gaussian Mixture Model-Based Ensemble Kalman Filter for Machine Parameter Calibration*”, IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.33, No.3, pp 1597-1599, Sept.1028.
- [4] [4 E. Sharma, Shivali, Jyotsna, P. Mahapatra, A. Doegar, “*Tool condition monitoring using the chain code technique, piksel matching and morphological operations*”, IEEE Access, International Conference on Computational Intelligence & Communication Technology (CICT). India, July. 2017.
- [5] Y.Bazi, F. Melgani, “*Gaussian Process Approach to Remote Sensing Image Classification*”, IEEE Transactions On Signal Processing, Vol. 48, No.1, pp. 186-197, Jan. 2010.
- [6] Y. Cai, H. Wang, Z. Yang Zheng, X. Sun , “*Scene-Adaptive Vehicle Detection Algorithm Based on a Composite Deep Structure*”, IEEE Access , Digital Object Identifier, Vol.5, pp 22804 – 228011, 2017.
- [7] S. Zhenming, Y. Ling, Z. Simiao, S. Ningbo,
- [8] L. Xin, “*Gaussian mixture image restoration based on maximum correntropy criterion*”, IEEE Access, Vol.53, No.11, pp 715-716, May. 2017.
- [9] M. Nikejad, H. Rabbani, M. Babaie Zadeh, “*Image Restoration Using Gaussian Mixture Models With Spatially Constrained Patch Clustering*”, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 24, pp 3624 – 3636, Nov. 2015.
- [10] L. Girin, T. Hueber, X. Alameda-Pineda,” *Extending the Cascaded Gaussian Mixture Regression Framework for Cross-Speaker Acoustic-Articulatory Mapping*”, Vol.25, No.3, March.2017.
- [11] Y. Agiomyrgiannakis, Y. Stylianou,” *Wrapped Gaussian Mixture Models for Modeling and High-Rate Quantization of Phase Data of Speech*”, Vol.17, No.4, May.2009.
- [12] Jacinto,N., Jorge, S.M, “*New Performance Evaluation Metrics for Object Detection Algorithms*”, PETS ECCV 2004, 6th International Workshop on Performance Evaluation for Tracking and Surveillance, 2004.
- [13] Rui. T, Hong. H, Jin. Q, Tao. F, “*Traffic Video Segmentation Using Adaptive- K Gaussian Mixture Model*”, International Workshop on Intelligent Computing in Pattern Analysis and Synthesis, pp. 125 - 134, 2006
- [14] C. Stauffer. W.E.L. Grimson, “*Adaptive Background Mixture Models For Real-Time Tracking*”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 246 – 252, 1999.
- [15] H.Y. Cheng, C.C Weng, Y.Y Chen, “*Vehicle Detection in Aerial Surveillance Using Dynamic Bayesian Networks*”, IEEE Transaction on Image Processing., Vol : 21, No.4, April.2012.
- [16] Y. Li, B. Tian, Q. Yao, “*Vehicle Detection Based on the AND-OR Graph for Congested Traffic Conditions*”, IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems, Vol. 14, No. 2, June 2013.
- [17] [17] B. Yang, Y. Lei, “*Vehicle Detection and Classification for Low-Speed Congested Traffic With Anisotropic Magnetoresistive Sensor*”, IEEE Sensors Journal, Vol. 15, No. 2, February 2015.
- [18] [16] L. W. Tsai, J.W. Hsieh, K. Chin Fan, “*Vehicle Detection Using Normalized Color and Edge Map*”, IEEE Transactions on Image Processing. , Vol.16, No.3, pp. 850 – 864, March.2007.